Ç.Ü. Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi, Cilt 20, Sayı 3, 2011, Sayfa 161-178

GARCH MODELLERİ VE VARYANS KIRILMASI: İMKB ÖRNEĞİ

Dr. Sevda Gürsakal
sdalgic@uludag.edu.tr
Uludağ Üniversitesi, İİBF
Ekonometri Bölümü

ÖZET

Bu çalışmada hisse senedi oynaklığındaki kırılmalar Inclan ve Tiao'nun (1994) ICSS (Iterative Cumulative Sum of Squares) algoritması ile tespit edilmiş, bulunan kırılma noktaları kukla değişkenler olarak GARCH modeline eklenmiş ve kırılmaların dikkate alındığı yeni bir GARCH modeli oluşturulmuştur. Çalışmada İMKB Ulusal 30 günlük getiri serisi kullanılmış, bulunan sekiz kırılma noktası modele dahil edildiğinde oynaklık kalıcılığında önemli bir azalma olmuştur. Bu da yatırımcılara riske karşı alacakları tutum konusunda ışık tutacak önemli bir sonuçtur.

Anahtar Kelimeler: GARCH, Varyans Kırılması, ICSS, Volatilite

GARCH MODELLINGS AND VARIANCE BREAKS: EVIDENCE FROM ISE

ABSTRACT

In this study; breaks in stock price volatility are detected with ICSS algorithm which was developed by Inclan and Tiao (1994). After detecting multiple breaks in variance, dummy variables are introduced to the variance equation of GARCH(1,1) model to account for the sudden changes in variance. We examined daily İMKB U30 return series and found that volatility persistence has considerably dwindled in new GARCH(1,1) model, with eight dummy variables.

Key Words: GARCH, Variance Break, ICSS, Volatility

Giriş

Finansal piyasalardaki oynaklığın artması risk artışını da beraberinde getirdiğinden oynaklığın modellenmesi oldukça gerekli hale gelmiştir. Riskin de bir ölçüsü olduğundan oynaklığın modellenebilmesi, riske karşı tutumları konusunda yatırımcılara fayda sağlayacaktır. Oynaklık en basit anlamıyla finansal varlık fiyatlarındaki ani hareketlilikler ya da değişimler olarak ifade edilebilir. Döviz kurları, faiz oranları ve borsa endeksleri gibi finansal değişkenlerin oynaklıkları, bu değişkenlerin beklenen değerlerinden ne kadar saptıklarının bir ölçüsüdür. Ekonomide yaşanan ani ve hızlı değişmeler oynaklığın artmasına neden olmaktadır. Bu değişmelerin beraberinde getireceği beklenmedik olaylara karşı korunmak için oynaklığın iyi tahmin edilmesi çok önemlidir.

Finansal piyasalardaki hareketlilikler ve bu hareketliliklerin piyasa oynaklığı üzerindeki etkileri oynaklığın modellenmesine ilişkin çeşitli teknikleri de beraberinde getirmiştir. Mandelbrot (1963), spekülatif piyasalardaki fiyat hareketliliklerinin modellenmesine ilişkin çalışmasında, bu piyasalarda işlem gören finansal varlıkların fiyatlarındaki büyük değişimleri büyük, küçük değişimleri de yine küçük değişimlerin izlediğini yani oynaklık kümelenmesinin olduğunu ifade etmiştir. Bu durum, finansal değişkenlerin statik olmayıp dinamik olma özelliğini ön plana çıkarmaktadır (Güloğlu ve Akman, 2007, s.45).

Oynaklığın tahmin edilmesinde kullanılan ilk araç Engle (1982) tarafından geliştirilen ARCH modelidir. Bu model Bollerslev (1986) tarafından geliştirilerek Genelleştirilmiş ARCH (GARCH) modeli olarak adlandırılmış ve Nelson (1991) tarafından daha da genişletilerek E-GARCH modeli ortaya çıkarılmıştır. Bu modellerin hepsi koşullu varyansı modellemektedir (Engle ,1993, s.75). Bu modellerde finansal varlık getirileri ile ilgili olarak ortaya çıkan en önemli bulgu; oynaklık şoklarının genelde kalıcı olduğudur.

ARCH tipi modeller finansal varlık getirilerindeki varyans değişiminin tespit edilmesinde oldukça başarılıdırlar ancak; bu modellerin hiçbirinde veri yaratma sürecindeki varyans değişimi tipi tespit edilememektedir (Hsieh, 1989, s.307). ARCH modeli oynaklık kümelenmesinin modellenmesinde faydalı olmasına rağmen, oynaklık sürecindeki yapısal değişiklikleri dikkate almamaktadır (Fong, 1998:59). Literatürde de üzerinde tartışıldığı gibi hisse senedi piyasası oynaklık yapısında zaman zaman kırılmalar meydana gelmektedir. Getirilerin koşulsuz varyansındaki bu periyodik kırılmalar GARCH modelleri kullanılarak yapılan oynaklık öngörülerinde önemli bir sorundur ve kırılmaların olması durumunda ARCH-GARCH modelleri ile ölçülen oynaklığın olduğundan daha yüksek çıkacağı iddia edilmektedir. Diebold (1986), Hendry (1986), ve Lamoureux and Lastrapes (1990), bu iddiayı ilk ortaya atanlardandır. Yapılan çalışmalar, koşulsuz varyanstaki yapısal kırılmaların hesaba katılması konusunda başarısız olunduğunda tahmin edilen GARCH modelindeki kalıcılığın derecesinin yukarıya doğru yanlı olacağını göstermiştir (Rapach vd., 2007, s.1).

Çalışmanın ilk bölümünde kısa bir literatür taramasına yer verildikten sonra, ikinci bölümde oynaklığın modellenmesinde kullanılan ARCH-GARCH modelleri ve ardından varyans kırılmasının tespitinde kullanılan ICSS algoritması üzerinde durulmuştur. Uygulama bölümünde de hisse senedi piyasası oynaklığındaki kaymalar Inclan ve Tiao (1994) tarafından geliştirilen ICSS (Iterative Cumulative Sum of Squares) algoritması ile tespit edilecek, bulunan kırılma noktaları kukla değişkenler olarak GARCH modeline dahil edilecek ve kırılmaların dikkate alındığı yeni bir oynaklık modeli oluşturulacaktır.

I) Literatür Taraması

Lamoureux&Lastrapes (1990) serideki deterministik yapısal kırılmalar nedeniyle hesaplanan oynaklığın daha yüksek çıkıp çıkmayacağı sorusunu ortaya atmışlardır. Bu amaçla 30 döviz kuru serisini ele alarak rejim kaymaları direkt olarak ARCH/GARCH modeline dahil edildiği zaman GARCH modelinde elde edilen varyans kalıcılığının belirgin bir şekilde azaldığını ortaya koymuşlardır. Varyanstaki kırılma noktalarını bulabilecek bir metot olmaması nedeniyle çözüm olarak örneklem periyodunu eşit aralıklı, üst üste gelmeyen aralıklarda bölmüş ve varyanstaki ani değişimlerin tahmin edilen modellerin parametrelerini nasıl etkilediğini test etmişlerdir.

Malik (2003) döviz kuru oynaklığındaki kırılmaları da dikkate alarak oluşturulan GARCH modelinin kırılmalar hesaba katılmadan önceki GARCH modeline göre daha düşük oynaklık tahminleri verdiğini göstermiştir. Aggarwal vd.(1999) hisse senedi getirilerindeki oynaklık değişimlerini tespit etmek için Itarative Cumulative Sums of Squares (ICSS) algoritmasını kullanmış ve eğer bu kırılmalar göz ardı edilirse oynaklık kalıcılığının olduğundan yüksek çıkacağını bulmuştur. Malik ve Hassan (2004) tarafından yapılan bir diğer çalışmada Dow Jones Endeksine ilişkin beş ana sektör endeksi kullanılarak oynaklıktaki ani değişiklikler ICSS ile tespit edilmiş ve bu değişimler standart GARCH modelinde hesaba katıldığında tahmin edilen oynaklıkta azalmalar olduğu ortaya çıkmıştır. Fernandez (2005), Asya krizi ve 11 Eylül saldırılarının uluslararası finansal piyasalara olan etkisini ortaya koymak amacıyla ICSS algoritmasını kullanarak varyans kırılmalarını tespit etmiş ve sonuçlarını Dalgacıklar yöntemi ile karşılaştırmış ve her iki yöntemle de bulduğu kırılmalar dikkate alındığında oynaklıkta azalmalara neden olduğunu ortaya koymuştur. Tong ve Zhou (2007), ICSS algoritmasını Çin hisse senedi piyasasına uygulamış ve varyans kırılmalarının oynaklıkta büyük artışlara neden olduğunu ortaya koymuştur. Rapach ve Strauss (2008) döviz kuru oynaklığındaki kırılmaları ICSS algoritması ile tespit etmişler ve bu kırılma noktalarının GARCH modeli üzerindeki etkilerini ortaya koymuşlardır. Wang ve Moore (2009), beş farklı Avrupa ülkesinin hisse senedi piyasası verilerini kullanarak oynaklıktaki ani değişiklikleri ve bu değişikliklerin GARCH modellerine etkisini incelemiştir.

II) Oynaklığın Modellenmesi

Zaman serilerine ilişkin oynaklık modelleri, i- Geçmiş standart sapmalara dayalı modeller ii- ARCH sınıfı koşullu oynaklık modelleri ve iii- Stokastik oynaklık modelleri olmak üzere üç gruba ayrılmaktadır (Poon ve Granger, 2003:483). Geçmiş standart sapmalara dayalı modellerin en basiti "Rassal Yürüyüş Modeli"dir. Bu modelde σ_t'nin öngörüsünde σ_{t-1} kullanılır. Hareketli Ortalama Modeli, Üstel Ağırlıklandırılmış Hareketli Ortalama Modeli ve Üstel Düzgünleştirme Modeli gibi modeller geçmiş standart sapmalara dayalı modeller grubuna girmektedir. Stokastik oynaklık modeli bilinmeyen oynaklığın zaman içinde stokastik olarak değiştiğini varsaymaktadır. ARCH tipi modeller koşullu varyansı gözlenebilir bir değişkenin fonksiyonu olarak modellerken; stokastik volatilite modelinde varyans gözlenemeyen bir değişken olarak modellenmektedir (Yalçın, 2007:359). Bu çalışmada ARCH sınıfı koşullu oynaklık modelleri ile çalışıldığından diğer modellere yer verilmeyecektir.

A) ARCH-GARCH Modelleri

Geçmiş standart sapmalara dayalı modellerin aksine ARCH sınıfı oynaklık modelleri örneklem standart sapmalarını kullanmaz, getirilerin koşullu varyanslarını (h_t) kullanır Poon ve Granger (2003, s.484).

Pagan ve William (1989) çalışmalarında oynaklığın tahmin edilebilir ve tahmin edilemez olmak üzere iki bileşene ayrıldığını, yapılan araştırmaların ise genelde tahmin edilebilir bileşen olan; serilerin koşullu varyansları üzerinde yoğunlaştığını ortaya koymuşlardır. ARCH ve GARCH modelleri de koşullu varyansları dikkate almaktadır.

Değişken varyanslı modellerden ilki, Engle (1982) tarafından ortaya konulan Otoregresif Koşullu Değişken Varyans (ARCH) modelidir. Bu modelde koşullu varyans, hata terimlerinin mutlak ya da kare değeri ve koşullu gecikmeli standart sapmalar ya da varyanslara bağlıdır.

Sabit varyans varsayımının geçersiz olduğu durumda, koşullu varyansın bir AR(p) modeli ile tahmini basit bir şekilde yapılabilir Enders (2004, s.114). Bu yaklaşım;

$$\hat{\varepsilon}_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \hat{\varepsilon}_{t-1}^2 + ... + \alpha_p \hat{\varepsilon}_{t-p}^2 + v_t \quad (1)$$

şeklinde gerçekleştirilebilir. Burada v_t beyaz gürültü sürecidir. Lagrange çarpanları testi yardımıyla yukarıdaki tahmin sürecinin bir AR(p) modeli olarak ele alınması durumunda ARCH etkisinin varlığı test edilebilir. $LM=(T-p)R^2$ şeklinde hesaplanan test istatistiği p serbestlik dereceli bir χ^2 dağılımına sahiptir. Bu durumda;

$$\begin{aligned} H_0 &= \alpha_1 = \alpha_2 = ... = \alpha_p = 0 \\ H_1 &= \alpha_1 \neq \alpha_2 \neq .... \neq \alpha_p \neq 0 \end{aligned} \quad (2)$$

şeklindeki hipotez takımı test edilerek LM> $\chi_p^2 tablo$ durumunda sıfır hipotezi reddedilerek ARCH etkisinin varlığına ve model spesifikasyonuna karar verilebilir.

Bir AR(1) modeli ele alındığında;

$$y_t = \alpha_0 + \phi_1 y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (3)$$

$\varepsilon_t \sim N\left(0, \sigma_\varepsilon^2\right)$ olmak üzere, y_t'nin koşulsuz ortalaması 0 ve koşullu ortalaması ise $\phi_1 y_{t-1}$ iken; koşullu varyans σ_ε^2 ve koşulsuz varyansı da $\dfrac{\sigma^2}{1-\phi_1^2}$ şeklindedir. ϕ_1'in alabileceği değerler 0 ile 1 arasında olabileceğinden dolayı koşullu varyans koşulsuz varyantsan daha küçük değer almaktadır. Normallik varsayımı ile Engle'ın ortaya koyduğu ARCH(p) modeli,

$$y_t | \Psi_{t-1} \sim \mathrm{N}(x_t \beta, h_t) \quad (4)$$

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 \varepsilon_{t-2}^2 + ... + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 \quad (5)$$

$$\varepsilon_t = y_t - x_t b \quad (6)$$

şeklindedir. Burada 4 numaralı denklem ortalama modeli, 5 numaralı denklem ise varyans modeli olarak adlandırılır Engle (1982, s.987). h_t ARCH modelinde kullanılan koşullu varyans, p ARCH modelinin derecesi ve α ise bilinmeyen parametrelerin vektörünü gösterir. Modele ilişkin olarak; $\alpha_0 > 0 \;\; \text{ve}\, \mathrm{i} = 1{,}2{,}....\mathrm{p}\; \text{olmak üzere}\; \alpha_{\mathrm{i}} \geq 0$ kısıtları vardır. 5 numaralı eşitlikteki ARCH modelinde $\varepsilon_{t-1}^2, \varepsilon_{t-2}^2, ...\varepsilon_{t-p}^2$ değerleri negatif olamayacağından bütün ε_t değerleri için koşullu varyans denklemi de negatif değer alamayacaktır. ARCH modeli ile ilgili olarak ikinci bir kısıt ise α parametrelerinin sabit terim hariç her birinin veya toplamlarının birden küçük olması gerekliliğidir. Bu kısıt modelin kararlılığının sağlanması için gereklidir. Aksi halde model sonsuz bir varyansa sahip olacaktır Engle (1982,s.993).

ARCH modellerinin genişletilmiş halini ifade eden ve Bollerslev (1986) tarafından geliştirilen GARCH modelleri, koşullu varyansın hata teriminin gecikmeli değerlerine ilave olarak, kendi gecikmeli değerlerine de bağlı olduğu volatilite modelidir. Bu model; geçmiş kalıntı karelerinin ağırlıklandırılmış ortalamasıdır, fakat asla bütünüyle sıfıra gitmeyen azalan ağırlıklara sahiptir Engle (2001, s.159).

GARCH yapısının varlığı yine ARCH yapısının teşhisi gibi aynı mantıktaki LM testi ile test edilebilir. Ancak bu durumda hipotez takımı;

$$
\begin{aligned}
H_0 &= \alpha_1 = \alpha_2 = ... = \alpha_p = \beta_1 = \beta_2 = ... = \beta_q = 0 \\
H_1 &= \alpha_1 \neq \alpha_2 \neq .... \neq \alpha_p \neq \beta_1 \neq \beta_2 \neq .... \neq \beta_q \neq 0
\end{aligned} \tag{7}
$$

şeklini alır. LM test istatistiği ise; LM=(T-p-q)R^2 şeklinde elde edilir. GARCH(p,q) modeli;

$$y_t \left| \Psi_{t-i} \right. \sim \mathrm{N}(0, \mathrm{h_t}) \tag{8}$$

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^{q} \beta_j h_{t-j} \tag{9}$$

$$\varepsilon_t = y_t - x_t b \tag{10}$$

şeklinde gösterilebilir. Burada y_t serisi Ψ_{t-i} bilgi kümesine bağlı olarak 0 koşullu ortalama ve h_t koşullu varyans ile normal dağılıma sahiptir. GARCH(p,q) modeli şu koşulları sağlamalıdır:

p>0, q≥0

α_0>0, α_i≥0 ve β_j≥0 i=0,1,2,….,p j=0,1,2,……,q

Gerek ARCH gerekse GARCH modelleri koşullu varyansın ölçülmesinde kullanılan oldukça popüler modellerdir. Zira, Franses ve McAleer (2002), çalışmalarında finansal oynaklığın ölçülmesi hususunda ARCH modelinin önemi ortaya koymuşlardır.

B) ICSS Algoritması

ICSS algoritması varyanstaki ani kırılmaları ortaya koymak için ilk olarak Inclan ve Tiao (1994) tarafından geliştirilmiştir. Bu yöntem bir zaman serisinde yeni bir başka şoka kadar varyansı değiştiren ani şoklar nedeniyle ortaya çıkan varyans kırılmalarını bulabilmek için geliştirilmiştir Malik (2003, s.219). ICSS algoritması serideki kırılma noktalarını bulmak için sistematik bir şekilde serinin farklı parçalarında aramak suretiyle kümülatif kareler toplamını kullanmaktadır. Bu metot Lamoureux ve Lastrapes'in metodundaki kuklalar modele tanıtılmadan önce araştırmacının kırılma noktalarını endojen olarak bulmasına izin veren problemle ilgilenmektedir.

ICSS algoristmasının test istatistiği $\max \sqrt{T/2}\left|D_k\right|$ şeklindedir. Burada;

$$D_k = \frac{C_k}{C_T} - \frac{k}{T}, \quad \mathrm{k} = 1,2,.....,\mathrm{T} \quad \mathrm{D}_0 = D_T = 0 \tag{11}$$

şeklinde tanımlanmaktadır.

$C_k = \sum_{t=1}^{k} \alpha_t^2$ sıfır ortalama ve $\sigma_t^2, t = 1,2,.....,T$ varyanslı, korelasyonsuz rassal değişken serisinin (α_t) kümülatif kareler toplamıdır.

Homojen varyanslı seriler için D_k'nın k'ya karşı grafiği sıfır etrafında dalgalanır. Varyansta ani bir değişiklik olduğunda, D_k'nın grafiği yüksek olasılıkla belirlenen sınırlar etrafında örüntüler sergiler. Bu sınırlar sabit varyans varsayımlı D_k'nın asimptotik dağılımından elde edilebilir[1].

Yukarıda bahsedilen test istatistiğine göre D_k fonksiyonu bize yalnızca bir tek kırılma noktasını tespit etmede faydalı olmaktadır. Ancak serideki birden fazla varyans kırılmasını tespit etmek istediğimizde D_k fonksiyonunun yeterliliği "maskeleme etkisi" nedeniyle şüpheli hale gelecektir. Bunu ortadan kaldırmanın yolu iteratif kümülatif kareler toplamını kullanmaktır. Bu durumda test istatistiği;

$$M(t_1,T) = \max_{t_1 \le k \le T} \sqrt{(T - t_1 + 1)/2}\left|D_k(a[t_1 : T])\right| \qquad t_1=1 \tag{12}$$

[1] Detaylı bilgi için bkz. Inclan ve Tiao(1994), s.914, Şekil:1.

şeklinde olacaktır. Bu test istatistiğini kullanarak ve çok sayıda iterasyon gerçekleştirerek serideki birden fazla sayıdaki varyans kırılmalarını tespit edebiliriz Inclan ve Tiao (1994, s.916). Eğer test istatistiği Inclan ve Tiao (1994) Tablo.1'de verilen kritik değerlerden yüksek çıkıyorsa seride varyans kırılması olduğu kararına varılır. Daha sonra ise t_1 ile bulunan kırılma noktası (k^*) arasında ICSS süreci tekrarlanır. Sonunda test istatistiği kritik değerden küçük çıkıncaya yani kırılma yoktur hipotezi reddedilemeyinceye kadar ICSS algoritması iteratif olarak sürdürülür.

III) Uygulama

A) Betimsel İstatistikler ve Volatilitenin Modellenmesi

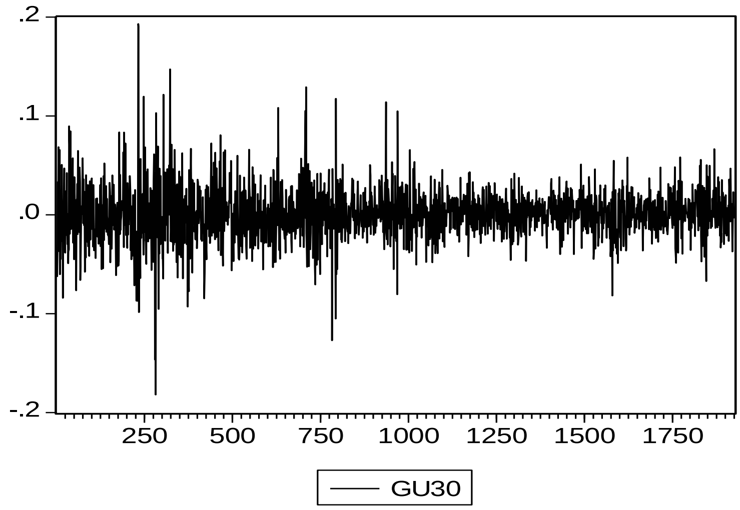
Bu çalışmanın amacı hisse senedi oynaklığını varyans kırılmalarını da dikkate alarak ortaya koymaktır. Bu amaçla 03.01.2000 ile 26.12.2007 tarihleri arasında İMKB Ulusal 30 Endeksi günlük getiri serisi kullanılmıştır. İlk olarak getiri serisinin oynaklığını ölçmek için ARCH-GARCH modelleri kullanılmış, ardından ICSS algoritması ile serideki kırılma noktaları tespit edilmiş ve son olarak da bu kırılma noktaları modele dahil edilerek yeni bir ARCH-GARCH modeli elde edilmiştir.

Uygulamada ilk aşama olarak getiri serisinin zaman yolu grafiği ve betimsel istatistiklerine yer verilmiştir. Aşağıdaki tabloda görüldüğü gibi getirilerin ortalaması 0,000979, standart sapması ise 0,0277560dır. Gerek basıklık ve çarpıklık ölçüleri gerekse Jarque-Bera test istatistiği getiri serisinin normal dağılmadığını göstermektedir.

Tablo 1: Getiri Serisi için Betimsel İstatistikler

	U30	
Ortalama	0,000979	
Standart Sapma	0,027756	
Basıklık	8,341446	
Çarpıklık	0,346843	
Jarque-Bera	2327,024	p=0,000000
Gözlem Sayısı	1925	

Getiri serisinin zaman yolu grafiğinin verildiği aşağıdaki şekil 1'de ise serinin durağan olduğu, ortalama etrafında bir seyir izlediği açıkça görülebilmektedir.



Şekil 1: Getiri Serisinin Zaman Yolu Grafiği

Getiri serisinin durağan olup olmadığını test etmek amacıyla kesmeli ve 5 gecikmeli modelin uygun olduğu belirlendikten sonra ADF birim kök testi uygulanmıştır. Modeldeki gecikme sayısı Akaike (AIC) ve Schwarz (SIC) bilgi kriterleri göz önüne alınarak belirlenmiştir. ADF birim kök testi sonuçlarının yer aldığı aşağıdaki tabloda da görüldüğü gibi serinin durağan olduğu yani birim köke sahip olmadığı bulunmuştur.

Tablo 2: ADF Birim Kök Testi Sonuçları

	ADF Test İstatistiği	%1 Kritik Değer
İMKB30	-19,518	3,433549(0,000)

İMKB U30 getiri serisi için uygun ARMA(p,q) modelinin seçilebilmesi için çeşitli ARMA(p,q) modelleri oluşturulmuş bunlar arasından AIC, SIC, SSR ve R^2'ler dikkate alınarak ve Box-Jenkins metodolojisinin cimrilik özelliği de göz önünde bulundurularak en uygun ARMA(p,q) modeli belirlenmeye çalışılmıştır. Farklı gecikmeler kullanılarak oluşturulan çok sayıda ARMA(p,q) modeli arasından en uygunu olan kesmesiz ARMA(3,3) modeli seçilmiştir.

Tablo 3: U30 Serisi için ARMA(3,3) Modeli

Değişkenler	Katsayılar	p	R^2=0.011656
Φ_1	0.343995	0,000	AIC=-4.339612
Φ_2	0.352850	0,000	SIC-4.322252
Φ_3	-0.914193	0,000	SSR=1.458471
θ_1	-0.329376	0,000	OLB=4176.368
θ_2	-0.349603	0,000	
θ_3	0.913625	0,000	

Uygun ARMA(p,q) modeli belirlendikten sonra modelde ARCH etkisinin olup olmadığını sınamak amacıyla farklı gecikmeler için ARCH-LM testi uygulanmıştır. Aşağıdaki sonuçlardan da görüldüğü gibi modelde ARCH etkisinin olduğu ortaya çıkmıştır.

Tablo 4: ARCH-LM Testi Sonuçları

LM(1)	p=0,000
LM(5)	p=0,000
LM(10)	p=0,000
LM(30)	p=0,000

Modelde ARCH etkisinin olduğu sonucunu bulduktan çeşitli ARCH-GARCH modelleri denenmiş ve sonuçta en uygun modelin GARCH(1,1) modeli olduğu belirlenmiştir. Elde edilen model aşağıdaki tabloda gösterilmiştir.**,**

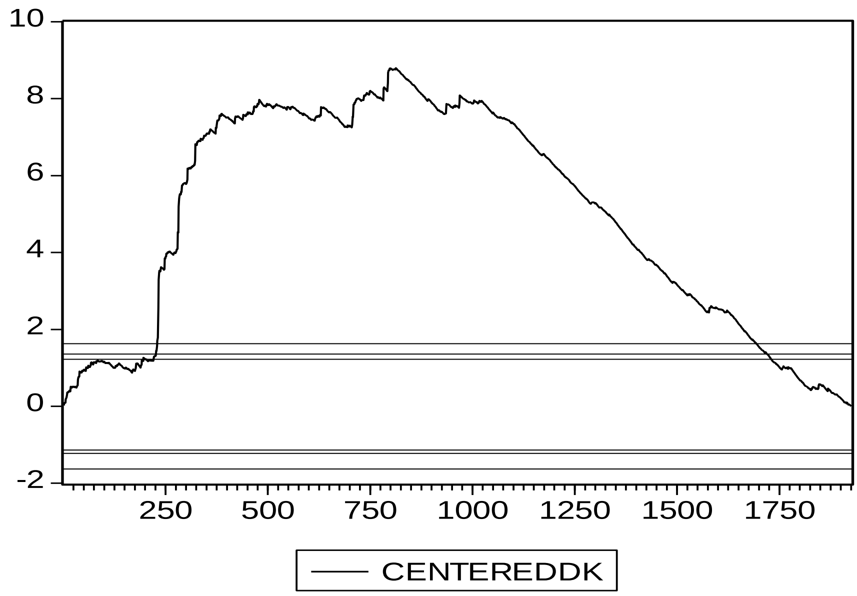
Tablo 5: GARCH(1,1) Modeli

Parametreler	Katsayı	Std. Hata	p
Φ_1	0.658730	0.057974	0.0000
Φ_2	0.723939	0.082814	0.0000
Φ_3	-0.766991	0.108135	0.0000
θ_1	-0.629260	0.060560	0.0000
θ_2	-0.740009	0.079373	0.0000
θ_3	0.743562	0.110590	0.0000
	Varyans Denklemi		
α_0	1.08E-05	2.76E-06	0.0000
α_1	0.091287	0.008853	0.0000
β_1	0.896458	0.009505	0.0000

Uygun GARCH(1,1) modeli tahmin edildikten sonra ARCH etkisinin varlığı tekrar test edilmiş ve bu etkini ortadan kalktığı (p=0,30) tespit edilmiştir.

B)- Varyans Kırılmasının Tespit Edilmesi

Buraya kadar kurulan modelde varyans kırılması dikkate alınmamıştır. Şimdi varyans kırılmasının olup olmadığını ICSS algoritmasını kullanarak tespit etmeye çalışalım. Aşağıdaki grafik yukarıda bahsedilen D_k'nın grafiğini göstermektedir. Grafikten de anlaşılacağı üzere D_k belirlenen sınırları aşmaktadır. Bunun anlamı ise seride varyans kırılmalarının mevcut olduğudur.



Şekil 2: D_k'nın k'ya karşı Grafiği

Aşağıdaki tabloda ise hesaplanan test istatistiği %1 anlamlılık düzeyi için bulunan kritik değerden büyük olduğu için seride varyans kırılması olduğu kararını verebiliriz (8,793130>1,628)[2].

Tablo 6: Varyans Kırılması Testi

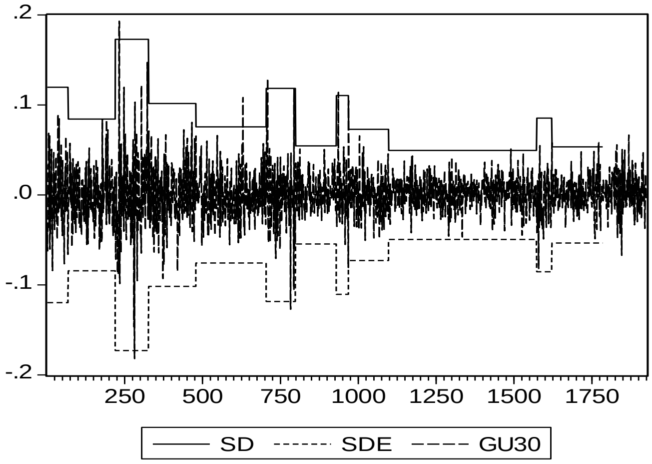
Test İstatistiği	Kritik Değer	Anlamlılık Düzeyi
8.777	1.628000	%1
Gözlem Numarası:	1.358000	%5
814.0000	1.224000	%10

Seride varyans kırılmalarının olabileceği sinyalini aldıktan sonra çoklu varyans kırılmalarını tespit etmek için Kümülatif Kareler Toplamı algoritması iteratif olarak çok kere tekrarlanmış ve sonuçta aşağıdaki tablodaki kırılma noktaları tespit edilmiştir.

[2] Kritik değerler için bkz. Inclan ve Tiao (1994), Tablo:1.

Tablo7: Volatilitede Tespit Edilen Varyans Kırılma Noktaları

Kırılma Noktası	Kırılma Noktasına Karşılık Gelen Kırılma Tarihi	Standart Hata
69 No'lu gözlem	17/04/2000	0,119540
220 No'lu Gözlem	16/11/2000	0,084206
327 No'lu gözlem	**02/05/2001**	**0,172894**
479 No'lu Gözlem	05/12/2001	0,101668
705 No'lu Gözlem	31/10/2002	0,075661
799 No'lu Gözlem	**24/03/2003**	**0,118408**
930 No'lu Gözlem	25/09/2003	0,054550
969 No'lu Gözlem	**20/11/2003**	**0,110505**
1098 No'lu Gözlem	07/06/2004	0,072823
1573 No'lu Gözlem	10/05/2006	0,049469
1622 No'lu Gözlem	**19/07/2006**	0,085310
1755No'lu Gözlem	07/02/2007	0,053466



Şekil 3: İMKB 30 Serisi için Günlük Getiri Grafiği ve ICSS Algoritması ile Bulunan Kırılma Noktaları[3]

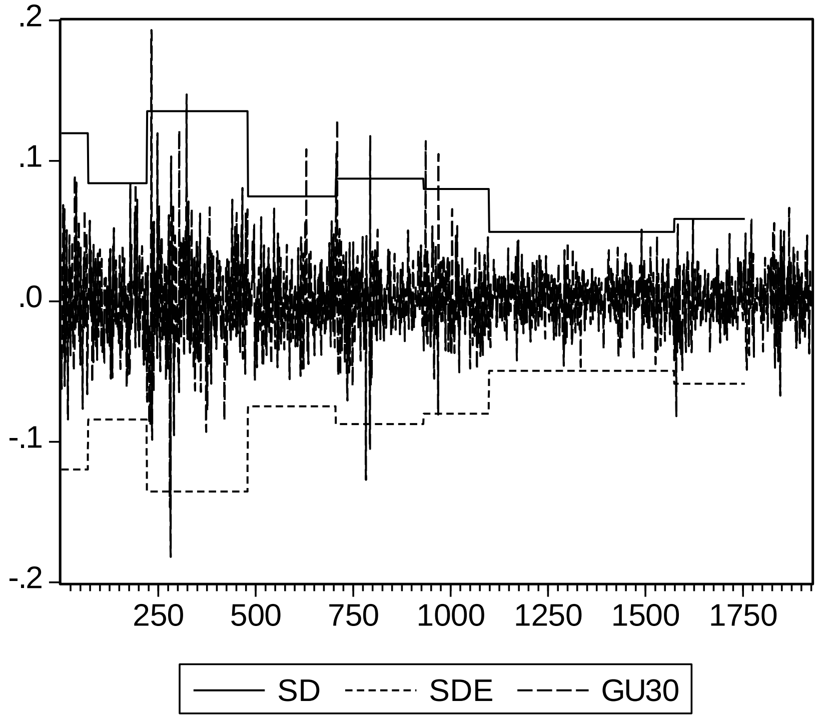
ICSS algoritması ile bulunan çoklu kırılmalara ilişkin olarak de Pooter ve Dijk (2004) maksimum kırılma sayısının bilinmemesi ve kırılmalar arasındaki maksimum gözlem sayısının belli olmamasını bu algoritmanın bir eksiği olarak ortaya atmışlardır. Pooter ve Dijk'e göre günlük veriler için kırılmalar arasında 63 ya da 126 iş günü olması gerekmektedir. Bu öneri dikkate alınarak (yani 126 işgünü dikkate alınarak) yukarıda bulunan kırılmalardan bir kısmı elenmiş ve sonuçta aşağıdaki kırılma noktaları belirlenmiştir.

Tablo:8 Volatilitede Tespit Edilen Varyans Kırılma Noktaları (Düzeltilmiş)

Kırılma Noktası	Kırılma Noktasına Karşılık Gelen Kırılma Tarihi	Standart Hata
69 No'lu gözlem	17/04/2000	0,119540
220 No'lu Gözlem	16/11/2000	0,084066
479 No'lu Gözlem	05/12/2001	0,135234
705 No'lu Gözlem	31/10/2002	0,074669
930 No'lu Gözlem	25/09/2003	0,087264
1098 No'lu Gözlem	07/06/2004	0,079863

3 SD-SDE:±3 Std. Sapma aralıklarını göstermektedir.

1573 No'lu Gözlem	10/05/2006	0,049358
1755No'lu Gözlem	07/02/2007	0,058693



Şekil 4:IMKB 30 Serisi için Günlük Getiri Grafiği ve ICSS Algoritması ile Bulunan Kırılma Noktaları (Düzeltilmiş)

C) Varyans Kırılmalı Oynaklık Modeli

Varyans kırılma noktaları ICSS algoritması ile tespit edildikten sonra, bulunan kırılmalar GARCH modeline dahil edilerek yeni bir GARCH modeli oluşturulmuştur. Bu amaçla sekiz adet kırılma noktası dikkate alınarak sekiz adet kukla değişken tanımlanmış ve bunların yedi tanesi GARCH(1,1) modeline eklenmiştir. Sonuçta bulunan yeni GARCH(1,1) modeli aşağıdaki tabloda gösterilmiştir.

Tablo 9: Varyans Kırılmalı GARCH(1,1) Modeli

Parametreler	Katsayı	Std. H	Prob.
Φ_1	0,581980	0,101984	0,0000
Φ_2	0,742338	0,053991	0,0000
Φ_3	-0,699216	0,106584	0,0000
θ_1	-0.556592	0,105955	0,0000
θ_2	-0.762235	0,051231	0,0000
θ_3	0.680707	0,111743	0,0000
	Varyans Denklemi		
α_0	7,47E-05	1,88E-05	0,0001
α_1	0,109383	0,014274	0,0000
β_1	0,782788	0,029414	0,0000

Kırılmalar dikkate alınarak oluşturulan GARCH(1,1) modeli ile kırılmalar hesaba katılmadan oluşturulan GARCH(1,1) modeli arasındaki farkı görmek için aşağıdaki tablo oluşturulmuştur. Tablo incelendiğinde; oynaklık modeline olası varyans kırılmaları da dahil edildiğinde oynaklık kalıcılığının yaklaşık olarak %10 azaldığı görülmektedir.

Tablo10: Kuklalı ve Kuklasız GARCH(1,1) Parametreleri

GARCH(1,1)			Kuklalı GARCH(1,1)			Volatilitedeki Düşüş
α_1	β_1	$\alpha_1 + \beta_1$	α_1	β_1	$\alpha_1 + \beta_1$	
0.09	0.89	0,98	0,10	0,78	0,88	0,10

SONUÇ

Finansal varlık fiyatlarındaki ani hareketlilikler ve değişimler olarak ifade edilen oynaklık yatırım kararlarının verilmesi ve riskin ortaya konulması hususunda önemli bir yer tutmaktadır. Zaman serilerine ilişkin oynaklık modelleri; geçmiş standart sapmalara dayalı modeller, koşullu oynaklık modelleri ve stokastik oynaklık modelleri olmak üzere üç ayrı şekilde tahmin edilebilmektedir. Koşullu oynaklık modelleri ARCH sınıfı modeller olarak bilinmekte ve getirilerin koşullu varyanslarını kullanmaktadır. Ekonomik teori koşullu varyanstaki zamana bağlı değişimleri açıklamakta oldukça sınırlıdır. Bu nedenle finansal piyasa oynaklığını tahmin etmek için ARCH sınıfı modelleri kullanmak daha uygudur.

ARCH sınıfı modeller oynaklık kalıcılığının ve kümelenmesinin modellenmesinde faydalı olmasına rağmen, koşulsuz varyanstaki ani değişimleri dikkate almamaktadır. Serinin varyansında bir ya da daha fazla sayıda kırılma mevcut olduğunda ARCH sınıfı modeller ile ölçülen oynaklığın olduğundan daha yüksek çıktığı ortaya atılmıştır. Bu yukarı doğru sapmayı ortadan kaldırmak amacıyla Inclan ve Tiao (1994) ICSS (İteratif Kümülatif Kareler Toplamı) algoritmasını geliştirmiş ve varyans kırılmalarının tespit edilmesini sağlamıştır.

Bu çalışmada 1 Ocak 2000- 26 Aralık 2007 tarihleri arasındaki IMKB 30 endeksi günlük getirileri kullanılarak oynaklık GARCH(1,1) modeli ile tahmin edilmiştir. Daha sonra ise koşulsuz varyanstaki ani değişimler Inclan ve Tiao'nun (1994) ICSS algoritması kullanılarak tespit edilmiş ve bunun sonucunda sekiz adet kırılma noktası bulunmuştur. Bulunan bu kırılma noktaları GARCH(1,1) modeline yedi adet kukla değişken olarak eklenmek suretiyle yeni bir oynaklık modeli GARCH(1,1) tahmin edilmiştir. Tahmin edilen kukla değişkenli yani varyans kırılmalarının dikkate alındığı yeni GARCH(1,1) modeli ile bulunan oynaklık önceki oynaklığa göre yaklaşık %10 daha düşük çıkmıştır.

Sonuç olarak, riskin ölçülmesi ve yatırım kararlarının alınması konusundaki önemi de dikkate alındığında oynaklığın modellenmesinde varyans kırılmalarının hesaba katılması yatırımcılara riske karşı tutumları konusunda önemli bir ışık tutacağını söylemek mümkündür. Çünkü yüksek oynaklık yüksek risk anlamına gelmektedir ve oynaklığın olduğundan yüksek tahmin edilmesi o yatırım aracına olan tutumu da yanlış etkileyecektir. Riski seven yatırımcılar oynaklığı yüksek olan menkul kıymete yönelerek portföyünü oluştururken, riskten kaçan yatırımcı ise oynaklığı yüksek olan menkul kıymetlere yatırımlarını azaltarak portföylerini oluşturacaklardır. Dolayısıyla yatırımcılar oynaklık öngörülerinde bulunurken kırılmaları da dikkate alan bir tahmin yöntemi tercih ederlerse verecekleri yatırım kararı da daha doğru olacaktır.

KAYNAKÇA

Aggarwal, R., Inclan C. ve Leal R. (1999), "Volatility in Emerging Stock Markets", **The Journal of Financial and Quantitative Analysis,** Vol. (34), No. 1, pp. 33-55.

Andersen, T. G.; Tim B. (1998), "Deutsche Mark-Dollar Volatility: Intraday Activity Patterns, Macroeconomic Announcements, and Longer Run Dependencies" **The Journal of Finance,** Vol. 53, No. 1. pp. 219-265.

Bollerslev, T. (1986), "Generalized Autpregreesive Conditional Heteroscedasticity", **Journal of Econometrics,** 31, pp..307-327

Diebold FX. (1986), Modeling the persistence of conditional variances: A comment. *Econometric Reviews* 5, pp.51-56.

Diebold, F. X. (1988). "Empirical Modeling of Exchange Rate Dynamics"**Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems**, vol. 303, Springer-Verlag, New York

Dunis, C. L., Jason L. ve Stephane C. (2000), "The Use of Market Data and Model Combination to Improve Forecast Accuracy" **Working Paper Liverpool Business School.**

Enders, W. (2004); **Applied Econometric Time Series**, 2. Edition, John Willey and Sons, New York

Engle, R. F. (1982), "Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation" **Econometrica** Vol. 50, No. 4. pp. 987-1007.

Engle, R. F. (2001), "GARCH 101: The Use of ARCH/GARCH Models in Applied Econometrics" **The Journal of Economic Perspectives,** Vol. 15, No. 4. pp. 157-168.)

Engle, R. F.(1993), "Statistical models for financial volatility", **Financial Analyst Journal**, 49(1), pp.72-78

Engle, R. F. and Bollerslev, T. (1986), "Modelling the Persistence of Conditional Variances," **Econometrics Review**, 5. pp.1-50.

Fernandez, V.; (2005), "Structural Breakpoints in Volatility in International Markets", The Institute for International Integration Studies Discussion Paper Series , No: 76 pp.1-36

Fong, W. M. (1998), "The Dynamics of DM=£ Exchange Rate Volatility: A SWARCH Analysis" International Journal of Finance and Economics (3) pp. 59-71

Franses, P. H. and McAleer M. (2002) "Financial Volatility: An Introduction" **Journal of Applied Econometrics** 17: pp**.**419-424

Güloğlu, B. ve Akman A. (2007), "Türkiye'de Döviz Kuru Oynaklığının SWARCH Yöntemi ile Analizi", **Finans Politik & Ekonomik Yorumlar,** Cilt: 44 Sayı:512, ss. 43-51

Hendry, D. F.(1986), "An excursion into conditional variance land". **Econometric Reviews,** 5, 1986, pp. 63-69.

Hsieh, D. A. (1989), "Modeling Heteroscedasticity in Daily Foreign-Exchange Rates" **American Statistical Association Journal of Business & Economic Statistics**, Vol. 7, No. 3, pp.307-317.

Inclan C.; Tiao G. C. (1994), "Use of Cumulative Sums of Squares for Retrospective Detection of Changes of Variance", **Journal of the American Statistical Association,** Vol. 89, No. 427., pp. 913-923.

Jorion, P. (1995), "Predicting Volatility in the Foreign Exchange Market", **Journal of Finance** 50:2, pp. 507-528

Lamoureux, C. G. ve Lastrapes W. D. (1990), "Persistence in Variance, Structural Change, and the GARCH Model", **Journal of Business & Economic Statistics,** Vol. 8, No. 2., pp. 225-234.

Malik, F. (2003), "Sudden Changes .In Variance And Volatility Persistence İn Foreign Exchange Markets", **Journal. of Multinational. Financial. Management** 13 pp.217-230

Malik, F. and Hassan, S. A.(2004), "Modeling Volatility in Sector Index Returns with GARCH Models Using an Iterated Algorithm", **Journal of Economics and Finance**, Volume 28, Number 2 / June, 2004, pp. 211-225

Mandelbrot, B. (1963), "The Variation of Certain Speculative Prices", **The Journal of Business**, Vol. 36, No. 4. , pp. 394-419

Nelson, D. B. (1991) "Conditional Heteroskedasticity on Asset Retuns: A New Approach", **Econometrica,** 59(2), pp. 347-370

Pagan, A. R. Ve Schwart G. W. (1989), "Altenative Models for Conditional Stock Volatility", **National Bureau of Economic Research (NBER) Working Paper Series,** 2 955

Poon, S.-H. ve Granger C. W. J. (2003), **"Forecasting Volatility in Financial Markets: A Review", Journal of Economic Literature,** Vol. 41, No. 2. pp. 478-539.

Pooter, M. ve Dijk D. (2004), "Testing for Changes in Volatility in Heteroskedastic Time Series- A Further Examination", **Econometric Institute Report EI 2004-38**, pp. 1-39

Rapach, D. E., Strauss J. K. , Wohar M. E. (2007), "Forecasting Stock Return Volatility in the Presence of Structural Breaks", **Forecasting in the Presence of Structural Breaks and Model Uncertainty (Book Article),** pp. 1-38

Rapach, D. E. and Strauss J. K.(2008), "Structural Breaks and GARCH Models of Exchange Rate Volatility", **Journal of Applied Econometrics,(23),** pp.65-90

Tong, F. ve X. Zhou (2007), "The Structural Shifts in the Volatility of China's Stock Market and Important Events", **Asian Social Science**, Vol. 3, No. 1, pp.19-23

Wang, P. ve T. Moore (2009), "Sudden changes in volatility: The case of five central European stock markets", **International Financial. Markets, Institutions. and Money**, 19 pp. 33–46

Yalçın, Y. "Stokastik Oynaklık Modeli İle İMKB'de Kaldıraç Etkisinin İncelenmesi", **Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi,** 22, 2007, ss.357-365